

智能驾驶车辆概述

1.1 概 述

随着社会经济的快速发展,人们对交通出行的需求日益增长,机动车保有量也持续增加,但是,随之出现的交通事故与拥堵等问题也给道路交通安全带来新的挑战,而驾驶员误操作已经成为重大交通事故的主要原因。美国高速公路安全管理局(National Highway Traffic Safety Administration, NHTSA)的一项研究结果表明,超过 90%的交通事故是由驾驶员操作失误导致的,其中,由驾驶员注意力不集中导致的事故比例就超过了 25%。因此,提高驾驶行为质量、保证车辆行驶安全,是减少交通事故的关键。

为了保障交通安全,车辆主动安全技术得到大量商业化应用,如防抱死制动系统(Anti-lock Braking System, ABS)、汽车电子稳定装置(Electronic Stability Program, ESP)、自动紧急制动(Autonomous Emergency Braking, AEB)等,它们能够在特定的场景中保障行驶安全,随后,各类高级驾驶辅助系统(Advanced Driver Assistant System, ADAS)技术得到一定的应用。在主动安全技术日臻成熟之际,汽车技术呈现出从安全辅助驾驶向智能驾驶方向发展的趋势。在此背景下,集成了先进传感器技术、信息技术、人工智能、控制技术等的自动驾驶技术应运而生,如图 1.1 所示。由于自动驾驶车辆的发展有助于减少交通事故数量,改善交通拥堵状况,减少资源的浪费;同时可带动各相关学科、上下游产业整体协同发展,因此,全世界相关企业及研究机构都竞相对智能汽车技术进行研发与推广。

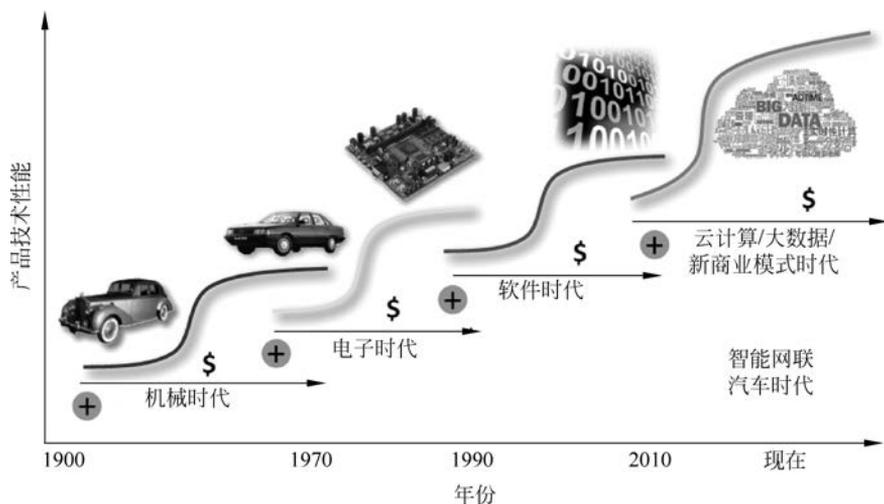


图 1.1 汽车行业发展趋势

本章首先介绍智能驾驶车辆的概念与分级标准以及 ADAS 功能,对国内外发展动态进行了回顾,然后针对智能驾驶车辆系统总体架构、环境感知、决策与规划、动力学控制、线控底盘等关键技术分别进行原理和发展说明。

1.2 智能驾驶车辆

1.2.1 智能驾驶车辆的概念与分级标准

智能驾驶车辆是一种集感知、决策、控制于一体的智能化系统,其被视为交通安全事故、交通拥堵等问题的最终解决方案,自诞生以来一直备受各国政府、高等院校以及相关机构重视,成为国际汽车行业竞相角逐的战略高地,近年来取得显著研究成果,各类 ADAS 产品在多款車型量产,智能汽车在全球范围内技术趋于成熟,临近商业化应用。

NHTSA 和美国汽车工程师学会(Society of Automotive Engineers,SAE)都对自动驾驶分级标准进行了详细定义,其中,SAE 制定的 J3016 自动驾驶分级标准是应用最多的一种分级标准,SAE 将自动驾驶技术分为 L0~L5 共六个等级,如图 1.2 所示。L0 代表没有自动驾驶加入的传统人类驾驶,L1~L5 则随自动驾驶的技术配置和成熟程度进行了分级,分别为辅助驾驶、部分自动驾驶、有条件自动驾驶、高度自动驾驶、完全自动驾驶。当前已开放上路的 ADAS 功能主要集中在 L3 以下的自动驾驶级别所对应的技术,例如自适应巡航(ACC)、车道保持辅助(LKA)、自动紧急制动(AEB)等,当前已搭载 L2 级自动驾驶功能的车型也越来越多。

分级	称呼(SAE)	SAE定义	主体			
			驾驶操作	周围 监控	辅助	系统 作用域
L0	自动化驾驶	由人类驾驶者全权操作汽车,在行驶过程中可以得到警告和保护系统的辅助	人类 驾驶者	人类 驾驶者	人类 驾驶者	无
L1	辅助驾驶	通过驾驶环境对方向盘和加减速中的一项操作提供驾驶支援,其他的驾驶动作都由人类驾驶员进行操作	人类 驾驶者-系统			系统
L2	部分自动驾驶	通过驾驶环境对方向盘和加减速中的多项操作提供驾驶支援,其他的驾驶动作都由人类驾驶员进行操作	系统			
L3	有条件自动驾驶	由无人驾驶系统完成所有的驾驶操作。根据系统请求,人类驾驶者提供适当的应答		系统		
L4	高度自动驾驶	由无人驾驶系统完成所有的驾驶操作。根据系统请求,人类驾驶者不一定需要对所有的系统请求做出应答,限定道路和环境条件等	系统		系统	
L5	完全自动驾驶	由无人驾驶系统完成所有的驾驶操作,人类驾驶者在可能的情况下接管。在所有的道路和环境条件下驾驶		系统	全域	

图 1.2 SAE 自动驾驶分级

1.2.2 高级驾驶辅助系统

智能驾驶车辆及高级驾驶辅助系统技术是汽车工业科技创新的前沿,世界各国或地区纷纷部署,相继颁布各类利好法规、政策,以促进智能汽车的产业发展;国际汽车工业各大企业竞相研发智能汽车核心关键技术,以谷歌、Uber、百度等互联网公司,特斯拉、小鹏等新势力造车企业,博世、大陆、华为等零部件供应商为代表的巨头企业,均在高级驾驶辅助系统以及智能驾驶核心技术方面取得了重大突破。此外,各国政府纷纷立法要求强制安装 ADAS 功能,将其列为汽车标准配置;另外,消费者对行车安全性高度重视,智能汽车及 ADAS 市场需求日益增长。清华大学李克强院士、吉林大学高振海教授、江苏大学陈龙教授以及清华大学苏州汽车研究院等在高级驾驶辅助系统技术及智能网联汽车领域的研发取得积极进展,为我国 ADAS 产业发展做出了卓越的贡献。此外,还有众多学者、专家在 ADAS 领域做了大量积极工作,在此不再一一详述。

ADAS 一般指利用车载传感器在汽车行驶过程中随时检测与理解周围的行驶环境,进行静态、动态障碍物的检测与追踪,并结合导航地图数据,进行系统的运算与分析,利用各类预警提醒方式预先让驾驶者察觉到可能发生的危险,在必要情况下直接控制车辆以避免碰撞事故,可有效提升驾驶安全性、舒适性。

如图 1.3 所示为目前已应用于量产车型的 ADAS 功能,ADAS 部分核心功能描述如下。

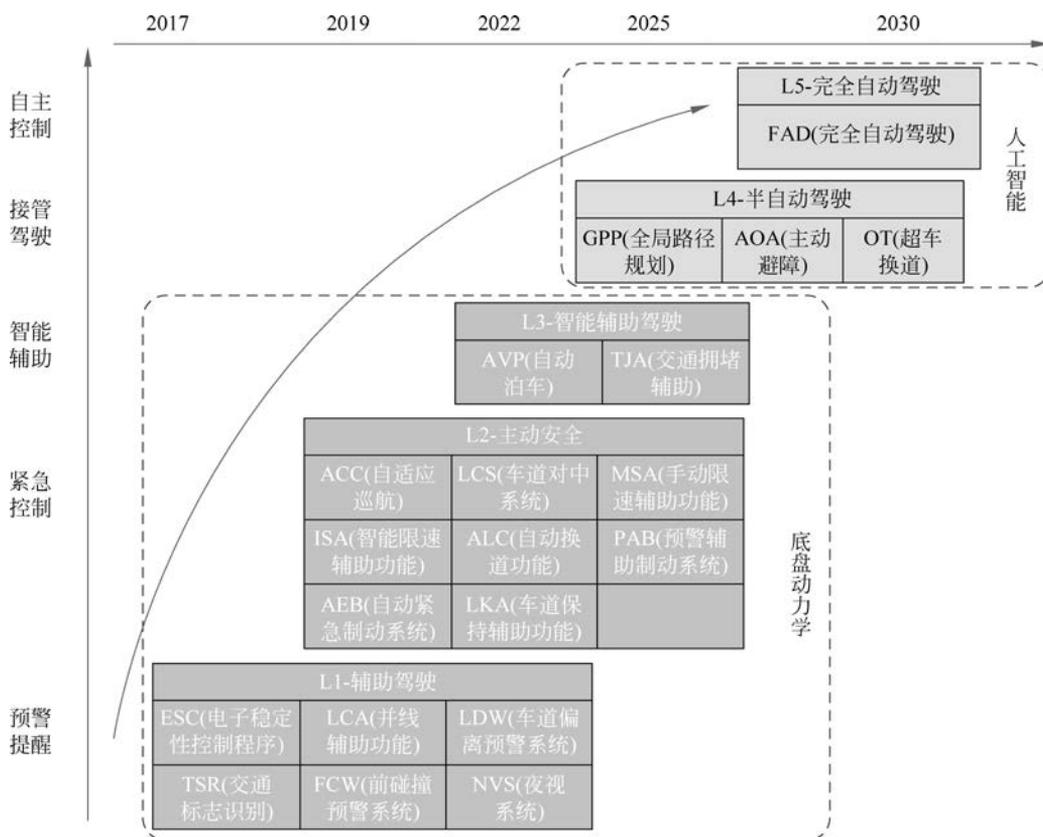


图 1.3 ADAS 功能在自动驾驶中的分级

自适应巡航系统(ACC):该系统通过摄像头、毫米波雷达等传感器实时测量与前车的距离和相对速度,计算出合适的油门或刹车控制量并进行自动调节,从而实现本车的车速控制以及与前车的车距控制。在无前车的情况下,ACC系统将根据预设的行驶速度,通过控制发动机油门开度和制动系统压力保持定速行驶。近年来,针对城市交通环境中低速行驶和频繁起停等情况,ACC系统功能现已包括全速起停控制、避撞控制等。

车道保持辅助系统(LKA):该系统是在LDW功能上发展而来的横向运动控制系统,通常通过前视摄像头识别本车相对于车道中心线的横向距离和航向偏差,如果驾驶员无意间偏离车道,则应向驾驶员发出警告并通过自动转向干预使车辆重新回到车道内,以减少驾驶员的转向负担,提升驾驶舒适性。

自动紧急制动系统(AEB):该系统采用摄像头或雷达检测出与前方障碍物的距离,然后利用数据分析模块将测出的距离与警报距离、安全距离进行比较,小于警报距离时就进行报警提示,而小于安全距离时AEB系统会采取不同程度的制动干预,以致完全刹停。

1.3 智能驾驶车辆发展动态

智能驾驶车辆集成了先进传感器技术、信息技术、通信技术、人工智能、控制技术等核心技术,国内外先进企业以及科研机构均对自动驾驶技术开展研究,涌现出一批有竞争力的企业和高校,如图1.4所示。

1.3.1 国外发展动态

智能驾驶车辆有着悠久的发展历程,最早可追溯至1939年,美国通用汽车公司在世界博览会上展示了高速有轨自动驾驶原型车。1979年,日本设计出首款具有自动驾驶意图的轮式智能车,利用摄像机与信号处理系统实现车辆自动行驶,车速达到了30km/h。20世纪80年代初,自动驾驶技术引起了全世界的广泛关注,随后在欧洲、美国、日本等国家和地区得到快速发展。1984年,美国陆军与国防高级研究计划局(DARPA)合作,斥资6亿美元成功研制出自动驾驶车辆,并基于路标自主行驶了20km。从1984年起,卡内基-梅隆大学开始研制NavLab系列自动驾驶汽车,其中NavLab-5在1995年7月完成了横穿美国的4586km道路测试,NavLab-5采用的人机共驾的设计方案有利于降低测试中的风险,对自动驾驶技术研发产生了深远的影响。20世纪80年代初,慕尼黑联邦国防大学与奔驰公司联合研制VaMoRs自动驾驶汽车,采用双目摄像头的感知方案,以96km/h的最高车速创下当时的纪录。1986年,欧洲启动普罗米修斯计划(PROMETHEUS),投资7.5亿欧元对智能驾驶相关技术进行研究,其代表性成果是自动驾驶原型车VaMP和VITA,采用双目摄像头进行障碍物检测,完成了超过1000km的自动驾驶道路测试,平均速度达到了160km/h。自20世纪90年代以来,意大利帕尔玛大学研制了ARGO自动驾驶汽车,采用多视觉传感器检测车道和障碍物,开创了多源信息融合技术的先河。该大学研制的原型车Porter于2010年完成了从帕尔玛到上海超过13000km的测试,在当时创下了世界上最长的自动驾驶测试里程纪录。

高校	
政府机构	
自主OEM	
合资OEM	
国际Tier1	
国内Tier1	
国际公司	
国内公司	
芯片公司	
激光雷达	
毫米波雷达	
车载摄像头	
高精地图	
高精定位	
出行服务	
无人配送	
仿真	
开发者	
线控底盘	
云服务	



彩图 1.4

图 1.4 自动驾驶生态圈(部分单位)

为推动自动驾驶技术的进步,DARPA 于 2004—2007 年期间举办了三届自动驾驶挑战赛,参赛车辆(见图 1.5)可使用车载传感器检测行驶环境,但严禁驾驶员操作车辆。在 2004 年的第一届挑战赛中,成绩最好的是卡内基-梅隆大学的 Sandstorm,该车仅行驶了全程的 5.28%。在 2005 年的第二届挑战赛中,斯坦福大学的 Stanley 率先完成赛程,其平均速度达到了 40.5km/h,Stanley 的成功被视为自动驾驶技术发展的里程碑。在 2007 年的第三届比赛中,卡内基-梅隆大学的 Boss 以 22.53km/h 的平均速度完成比赛,并获得冠军。随后,斯坦福大学、卡内基-梅隆大学、麻省理工学院(MIT)、加州大学伯克利分校等优势强校展开了一轮自动驾驶研发竞赛。2019 年,斯坦福大学的 MARTY 项目在一辆改制的 DeLorean 上(见图 1.6),利用极其精确的姿态控制实现了精确的自动驾驶漂移动作,通过对车辆自动驾驶操作极限能力进行系统研究,探索了自动驾驶车辆的性能边界。

2008 年,Google X 实验室在斯坦福大学 Sebastian Thrun 教授的带领下秘密启动了代号为 Project Chauffeur 的自动驾驶研究计划,并于 2014 年展示了自动驾驶原型车,该车辆

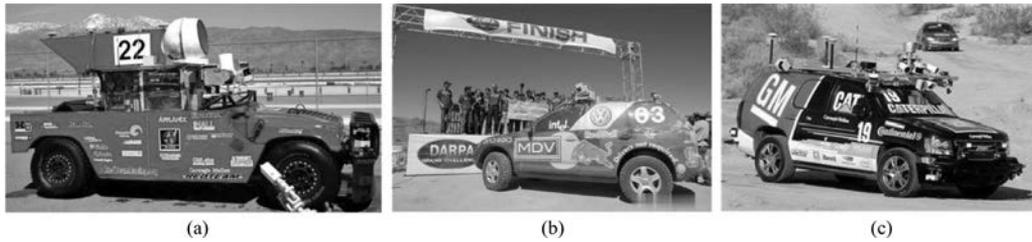


图 1.5 参加 DARPA 大赛的 Sandstorm、Stanley 和 Boss 自动驾驶汽车
(a) Sandstorm; (b) Stanley; (c) Boss

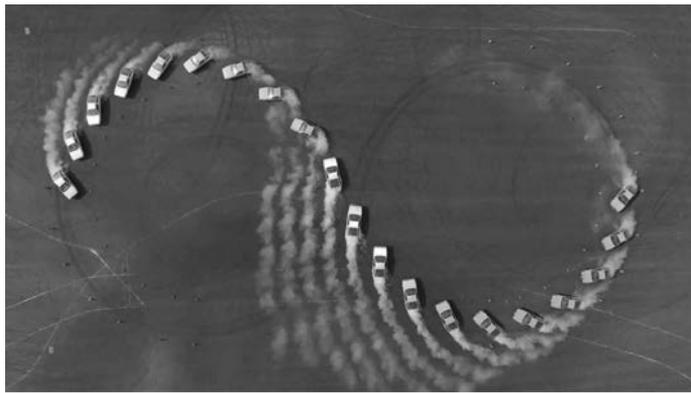


图 1.6 斯坦福大学的 DeLorean 自动驾驶车辆漂移

没有方向盘、油门或刹车踏板。2016 年底,该研究部门从 Google 独立出来并成立 Waymo 公司。2017 年 10 月,Waymo 在其安全报告中首次公开其行车安全核心技术体系(见图 1.7)。据报道,Waymo 自动驾驶汽车的道路测试累计超过 2000 万英里(mile,1mile=1609.344m),模拟测试里程突破 100 亿英里。在 2019 年 9 月 26 日摩根士丹利的一份分析报告中,Waymo 的估值达到了 1050 亿美元。

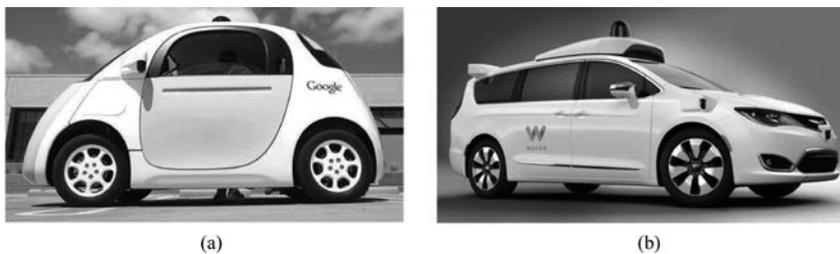


图 1.7 Google 与 Waymo 自动驾驶原型车
(a) Google 原型车; (b) Waymo 原型车

以 Waymo、Uber、Mobileye 等互联网公司为首掀起了一股自动驾驶研发热潮,各汽车主机厂也加大研发投入。福特公司于 2014 年公布 Fusion 无人车测试计划,采用四个车载激光雷达以 250 万次每秒的扫描频率检测周围环境。2013 年 8 月,奔驰公司启动了自动驾驶路测项目,实验车以 120km/h 的速度完成了城市和郊区等环境下的测试项目。奥迪公司于 2017 年底发布全球首款实现 L3 自动驾驶的量产车奥迪 A8。2017 年底,沃尔沃公司启

动 DriveMe 测试项目,向公众开放了 100 辆 XC90 自动驾驶汽车,这是全球首例主机厂向大众开放的自动驾驶测试项目。除此之外,以博世、大陆、德尔福、特斯拉、英伟达等为代表的一批技术公司也充分发挥自身优势,加大对自动驾驶汽车的研发投入力度。

1.3.2 国内发展动态

20 世纪 80 年代末期,我国开始研究自动驾驶汽车,近年来发展势头迅猛,已逐步掌握了部分核心技术。1992 年,北京理工大学、国防科技大学、南京理工大学、清华大学、浙江大学五所高校联合成功研制了自主行驶样车 ATB-1,这是我国自动驾驶技术发展的标志性事件。清华大学于 1986 年启动 THMR 系列智能车研究项目,其中 THMR-5 配备了 GPS、激光雷达及视觉传感器,具备信息融合、路径规划、自动控制等功能,并在 2003 年创下了 151km/h 的最高行驶车速纪录。2003 年,国防科技大学和一汽集团联合开发的自动驾驶车辆,在高速场景测试中的最高车速达到了 170km/h。2006 年,国防科技大学研制的第二代无人车完成了从长沙到武汉的 286km 道路测试,期间完成自主超车 67 次,在大雾、降雨等恶劣天气环境下依然能正常行驶,是国内首次实现自主汇入高速等行为的自动驾驶汽车,创造了当时自动驾驶领域的多项国内纪录,标志着我国自动驾驶技术已经达到了国际先进水平。2019 年 7 月 3 日,红旗与百度携手开发的国内首批量产 L4 级自动驾驶车 Robotaxi 首次亮相百度 AI 开发者大会,并相继在长沙、沧州、北京等地展开测试。

为了促进我国自动驾驶技术的进步,国家自然科学基金委和中国汽车工程研究院分别举办了“中国智能车未来挑战赛”和“i-VISTA 自动驾驶汽车挑战赛”这两项官方最大规模赛事。清华大学、中科院合肥物质科学研究院、国防科技大学、解放军军事交通学院、北京理工大学等分别获得过历届挑战赛冠军。同济大学、中科院自动化研究所、上海交通大学、北京航空航天大学、江淮汽车、中通客车等数十家单位的自动驾驶汽车也先后参赛,均取得了较好的成绩。上汽、东风、吉利、长安等主机厂与高校或科研院所加强合作推进自动驾驶技术研发,如东风与清华大学汽车动力学与控制团队合作开发了 Sharing Box 智慧物流平台。创业公司如图森未来、Momenta、驭势科技、宏景智驾、文远知行、清智科技、智行者、英创汇智等,互联网巨头如百度、阿里巴巴、腾讯、华为以及京东等,也纷纷结合自身优势加大研发力度,掌握了部分自动驾驶核心技术。2017 年 7 月,百度发布了自动驾驶开放平台 Apollo,旨在搭建自动驾驶生态系统,提供开放、安全、系统的自动驾驶研发软件平台。近年来,在我国各项利好政策的支持下,各类资本相继进入该市场,我国智能驾驶汽车行业呈现百花齐放的局面,引领着国内外的的发展前沿方向。

1.4 智能驾驶车辆关键技术概述

1.4.1 智能驾驶车辆系统总体架构

智能驾驶车辆是一个高度智能化的复杂系统,它通过智能环境感知设备实现环境感知,进而进行智能决策与智能集成控制。自 1886 年由德国人卡尔·本茨研制的汽车诞生发展

至 21 世纪掀起的智能汽车热潮,汽车关键技术发展从最开始的侧重结构设计到部件电控化再至如今的人工智能控制,一直随着汽车行业变革和信息技术发展不断完善、迭代更新,逐渐形成完备、可持续发展的智能驾驶车辆核心技术理论体系。智能驾驶车辆关键技术研究方面,美国工程院院士 Hedrick 和加州大学伯克利分校 Tomizuka 教授于 1994 年最先对自动驾驶系统架构进行了详细的描述,在此基础上,众多科研工作者共同构建出一种智能驾驶车辆通用系统架构,如图 1.8 所示。纵观不同的系统架构,采用分层、分布式与模块化设计是所有系统架构的共同点,并且都将智能驾驶车辆的核心关键技术分解为环境感知技术、决策与规划技术、动力学控制技术、线控底盘技术共四项关键技术。

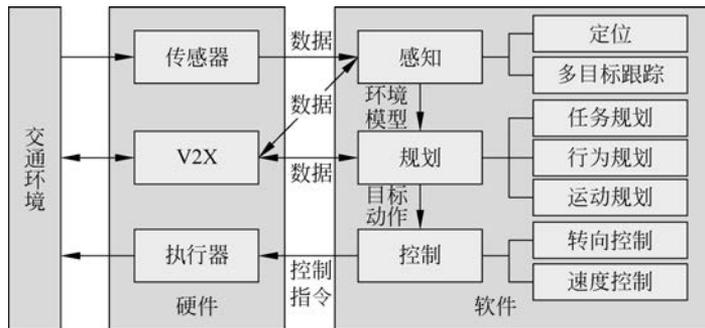


图 1.8 智能驾驶车辆通用系统架构

1.4.2 环境感知技术

环境感知是一个复杂的系统,它需要利用多种车载传感器实时获取车辆周边环境信息,建立交通行驶环境模型并对环境的动态演变行为进行预测和分析,进而对车辆行驶安全性进行评估,以保证智能车安全行驶。交通场景建模的关键技术包括目标检测与跟踪、车道线检测、道路交通标识识别等。伴随着机器学习的发展,特别是近年来深度学习技术的再度崛起,环境感知技术掀起了工业界和学术界的一股研究热潮。

1. 深度学习

1986 年反向传递算法被成功应用于神经网络的训练,在 20 世纪八九十年代得以盛行,并沿用至今。然而,神经网络参数量巨大,容易出现过拟合问题,即往往在训练集上准确率很高,而在测试集上效果差。这主要归因于当时的训练数据集规模都较小,而且计算资源有限。因此,神经网络的研究自 20 世纪 80 年代后进入寒冬期。2006 年以后,图形处理器(GPU)性能飞速提升,使得计算机的计算性能也大幅提高,与此同时,互联网的飞速发展积累了大量数据。在海量数据和强大算力的推动下,神经网络的研究热潮再度爆发。2012 年,由 Krizhevsky、Sutskever 和 Hinton 提出了第一个现代卷积神经网络 AlexNet(见图 1.9 和图 1.10),并成功将其应用于 ImageNet 图像分类竞赛且赢得了冠军,这是深度学习领域具有里程碑意义的事件。AlexNet 的成功体现了表征学习在计算机视觉任务的核心地位,其巨大成功源于引入了诸多现代神经网络设计和训练的技术,如采用 Rectified Linear Unit (ReLU)作为激活函数,使用 dropout(随机失活)技术防止过拟合,利用 GPU 进行并行训

练,并采用数据增广来提高准确率。AlexNet 实现了神经网络在计算机视觉上真正意义的突破,极大地推动了端对端机器学习的发展,它的出现掀起了卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN)在计算机视觉领域的研究热潮。至此,以 CNN 为主的深度学习技术渗透到计算机视觉各个应用领域,极大地推动了人工智能的飞速发展。

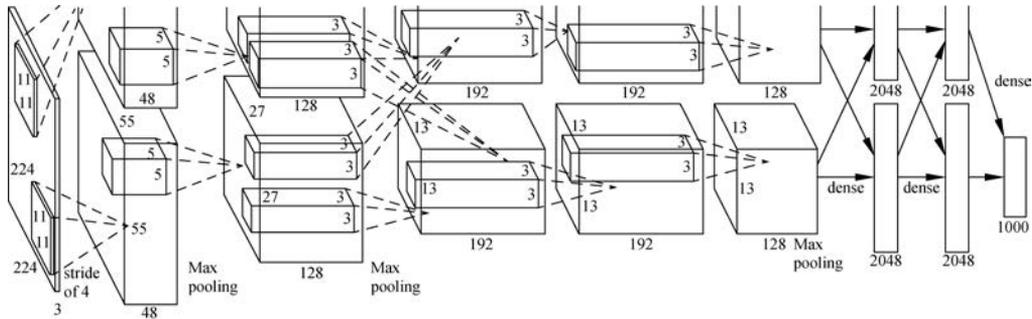


图 1.9 AlexNet 的 5 个卷积层和 3 个全连接层网络结构图

输入图像(227×227×3)		
卷积层1 227×227×3	卷积核大小11×11, 数量48个, 步长为4 激活函数(ReLU) 池化(kernel size=3, stride=2) 标准化	卷积核大小11×11, 数量48个, 步长为4 激活函数(ReLU) 池化(kernel size=3, stride=2) 标准化
卷积层2 27×27×96	卷积核大小5×5, 数量128个, 步长为1 激活函数(ReLU) 池化(kernel size=3, stride=2) 标准化	卷积核大小5×5, 数量128个, 步长为1 激活函数(ReLU) 池化(kernel size=3, stride=2) 标准化
卷积层3 13×13×256	卷积核大小3×3, 数量192个, 步长为1 激活函数(ReLU)	卷积核大小3×3, 数量192个, 步长为1 激活函数(ReLU)
卷积层4 13×13×384	卷积核大小3×3, 数量192个, 步长为1 激活函数(ReLU)	卷积核大小3×3, 数量192个, 步长为1 激活函数(ReLU)
卷积层5 13×13×384	卷积核大小3×3, 数量128个, 步长为1 激活函数(ReLU) 池化(kernel size=3, stride=2)	卷积核大小3×3, 数量128个, 步长为1 激活函数(ReLU) 池化(kernel size=3, stride=2)
全连接层6 6×6×256	2048个神经元 dropout	2048个神经元 dropout
全连接层7 4096×1	2048个神经元 dropout	2048个神经元 dropout
全连接层8 4096×1	1000个神经元	1000个神经元

图 1.10 AlexNet 的网络模型

CNN 在环境感知技术中发挥着关键作用,被认为是一种解决自动驾驶环境感知问题的有效方案。一般的 CNN 包括四种类型的神经网络层:输入层、卷积层、池化层和输出层。CNN 的层数随任务的不同可以包含十几层甚至上百层,随着网络层数和节点数的增加,可以表达更细致、更丰富的识别物特征,这也是提高识别性能的基础,但是训练网络的难度和需要的数据量也相应变大,一般都需要根据任务的特性和拥有的数据量来设计相应的网络

结构。与传统的计算机视觉技术相比,深度学习在自动驾驶中的应用有着诸多优势:一是能够较为容易地迁移到新的目标种类上,只要获取该类别足够的样本就可以训练得到识别该目标类别的网络;二是能够提高对遮挡物体的识别准确率,这一优势主要源于 CNN 强大的特征提取能力;三是对光线变化相对比较鲁棒,能够应对光线较暗的环境,而光照突变、弱光照、强光照等场景一直是传统特征提取算法的技术挑战,CNN 的数据驱动特征提取能力能够很好地应对此类问题。

随着深度学习的发展,学者们尝试在不规则的非欧氏数据上扩展应用 CNN 模型,因此,图卷积神经网络、PointNet 等新技术得以发展,使得神经网络不再仅局限于基于视觉传感器的感知任务,还可用于雷达的点云数据处理。当然,基于深度学习的感知技术也面临着很大的挑战,例如在中国复杂的交通环境中,像马车、吊车这类非常规道路车辆,还有在我们生活中经常遇到的摩托车拉猪、卡车拉树的现象,这些场景对基于深度学习的感知技术是一个较大的难题,提高这种复杂路况下的感知能力是对自动驾驶研究的挑战。

2. 多传感器融合

在实际的行驶场景中,仅依赖某一种类型传感器所建立的交通环境模型往往是不可靠的,且传感器探测范围也有限,不可避免地存在时空盲区。为保证环境感知系统能实时建立可靠的交通场景模型,自动驾驶汽车一般采用多种传感器相互形成冗余互补,利用多源信息融合技术对传感器数据进行分析、加权和综合,实现各个传感器的优势互补,形成冗余感知,减小视野盲区。然而,多种传感器获得的信息可能会存在矛盾,由于处理器在同一时间点对于某个动作只能给出一个决策,因此必须对原始数据进行筛选和删减。

多传感器融合(Multi-sensor Fusion, MSF)能够利用不同维度上的感知信息来更加准确地感知周围的环境,显著提高系统的冗余度和容错性,从而保证决策的快速性和正确性,因此,MSF 是当前自动驾驶汽车采用的主流环境感知方案。目前 MSF 主要采用数据级、特征级和决策级三种融合方式。数据级融合又称像素融合,主要通过整合像素级别的图像或者点云特征,增加边缘、纹理等细节特征。数据级融合的实现方式比较简单,但计算量大,对数据的格式也有着较高的要求。特征级融合是指对原始数据提取的特征向量进行融合,对于特征的融合效果一般要优于对原始数据的融合。而决策级融合是指根据多个传感器对同一目标的观察数据进行特征提取和逻辑运算,根据需求进行高级决策。

常用于数据融合的方法按照基本原理可以分为:①随机类方法,如加权平均、卡尔曼滤波、多贝叶斯估计、DS(Dempster Shafer)证据推理方法、产生式规则法;②人工智能方法,如模糊逻辑推理、人工神经网络法等。按照贝叶斯模型参数化特征可以分为:①参数化滤波器,如卡尔曼滤波器(Kalman Filter, KF)、扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波器(Unscented Kalman Filter, UKF);②非参数化滤波器,如离散贝叶斯滤波、直方图滤波、粒子滤波器等。

多传感器感知系统可以获得比单传感器系统更高的测量精度和可靠性,而 MSF 背景下的多目标跟踪(Multi-target Tracking, MTT)问题的本质是测量-航迹的数据关联,而数据关联中两个最经典的方法是强近邻滤波器(Strongest Neighbor Filter, SNF)和最近邻滤波器(Nearest Neighbor Filter, NNF)。数据关联效果直接影响 MSF 的性能,为了解决强干扰环境下较低的目标检测率或较高的误报率等问题,各种数据关联方法被相继提出来,主流